



Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones

ISSN: 1409-2433

mta.cimpa@ucr.ac.cr

Universidad de Costa Rica

Costa Rica

Barquero, Jorge A.; Bonilla, Roger E.

Estimaciones de pobreza para áreas pequeñas en Costa Rica: una aplicación de los estimadores de
contracción de James–Stein

Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones, vol. 14, núm. 2, julio-diciembre, 2007, pp. 183-192

Universidad de Costa Rica

San José, Costa Rica

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=45326939008>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

ESTIMACIONES DE POBREZA PARA ÁREAS PEQUEÑAS EN COSTA RICA: UNA APLICACIÓN DE LOS ESTIMADORES DE CONTRACCIÓN DE JAMES–STEIN

JORGE A. BARQUERO*

ROGER E. BONILLA†

Recibido/Received: 22 Feb 2006; Aceptado/Accepted: 22 Jan 2007

Resumen

En este artículo se prueban dos posibles métodos para estimar la pobreza en áreas pequeñas, los cuales se utilizaron para corregir los estimadores directos de las encuestas periódicas, apoyándose en la estimación censal: el método de *regresión* del tipo 1 $P_{it} = \beta_0 + \beta_1 P_{io}$, en donde P_{it} son los valores de la pobreza en las fuentes periódicas y P_{io} son los correspondientes valores censales; y el llamado método de *contracción* basado en la teoría de los estimadores de contracción de James–Stein:

$$\tilde{\theta}_{it} = \left(\frac{1}{1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\psi_{it}}} \right) \theta_i + \left(\frac{1}{1 + \frac{\psi_{it}}{\hat{\sigma}^2}} \right) \tilde{\theta}_{it},$$

con variancia $V(\tilde{\theta}_{it}) = \hat{\sigma}^2 - \frac{\hat{\sigma}^4}{\hat{\sigma}^2 + \psi_{it}}$, que consiste en “*contraer*” los estimadores de las fuentes periódicas $\tilde{\theta}_{it}$ hacia los valores paramétricos θ_i , cuando la variancia del estimador en el área pequeña ψ_{it} es relativamente grande, o bien contraerlo a los estimadores de la fuente periódica $\tilde{\theta}_{it}$ cuando la variancia de los parámetros $\hat{\sigma}^2$ es relativamente grande. Los estimadores de contracción tienen un menor error cuadrático medio que los obtenidos por regresión, y produjeron intervalos de confianza más pequeños que los obtenidos por regresión y estimación directa.

Palabras clave: Estimación, estimadores de contracción, regresión lineal, pobreza.

*Centro Centroamericano de Población (CCP) & Escuela de Antropología y Sociología, Universidad de Costa Rica. San Pedro 2060, San José, Costa Rica. E-Mail: jbarquero@ccp.ucr.ac.cr.

†Centro Centroamericano de Población (CCP) & Escuela de Estadística, Universidad de Costa Rica. San Pedro 2060, San José, Costa Rica. E-Mail: rebonill@ccp.ucr.ac.cr.

Abstract

This paper evaluates two methods in order to estimate the poverty at small areas, both were used to correct the direct estimators from the periodical data sources with the help of the only available parametrical data source (*Census*). The first method is so-called *regression-method*, of the type $P_{it} = \beta_0 + \beta_1 P_{io}$, where P_{it} are the poverty values at the periodic source data and P_{io} are the corresponding parametric values (*Census*); and the second one is called *shrinking-method*, based on an approach of the James-Stein shrinking estimators:

$$\tilde{\theta}_{it} = \left(\frac{1}{1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\psi_{it}}} \right) \theta_i + \left(\frac{1}{1 + \frac{\psi_{it}}{\hat{\sigma}^2}} \right) \tilde{\theta}_{it},$$

with variance $V(\tilde{\theta}_{it}) = \hat{\sigma}^2 - \frac{\hat{\sigma}^4}{\hat{\sigma}^2 + \psi_{it}}$, consisting to “*shrink*” the periodical data source estimators $\tilde{\theta}_i$ towards the parametrical values θ_i , when the variance of the estimator at the small area ψ_i is relatively big. Otherwise, to shrink towards the periodical data source estimators $\tilde{\theta}_i$ when the parametrical variance $\hat{\sigma}^2$ is relatively big. Suggested shrinking-method estimators had smaller average quadratic errors, than those from regression-method, and produces smaller confidence interval than both regression-method and direct estimations.

Keywords: Estimation, shrinkage estimators, linear regression, poverty.

Mathematics Subject Classification: 93E99, 62J07, 62J05.

1 Introducción

Un área pequeña es una subpoblación para la cual las estimaciones directas son inadecuadas, debido a que si la muestra de la subpoblación es pequeña, entonces el estimador directo tendrá una alta variabilidad que hace que éste sea ineficiente (Larsen, 2003). En la actualidad, la demanda de estimaciones para áreas pequeñas ha aumentado mundialmente debido a que pueden ser un insumo importante para el diseño de políticas públicas y programas sociales, así como para la orientación adecuada de fondos públicos, la planificación regional, la toma de decisiones de pequeñas empresas, entre otras aplicaciones (Rao, 2003).

Los métodos de estimación en áreas pequeñas se usan para reducir la variancia de los estimadores directos. Estos métodos están ampliamente documentados en Ghosh & Rao (1994), Malec *et. al.* (1999) y Malec *et. al.* (1997), aplicado en el conteo de probabilidades de selección desigual, especificando un modelo jerárquico bayesiano que incluye un modelo de regresión logística para la estimación de los porcentajes esperados. Farell *et. al.* (1997) usa en su modelo procedimientos bayesianos empíricos para estimar los parámetros de un modelo de regresión logística, asociado a los porcentajes esperados en áreas pequeñas. Otros trabajos recientes en estimación en áreas pequeñas incluyen el desarrollo de métodos para el modelaje espacio-temporal de conteos (Wakefield & Elliott, 1999) y de promedios de variables cuantitativas a través de modelos de regresión anidados (Singht *et. al.*, 1998).

En 1961, James & Stein (1961) probaron un resultado trascendental en la estadística matemática. Los autores probaron que si la dimensión p de un vector de una variable

\mathbf{X} es mayor que dos, entonces el estimador de James-Stein para μ , o sea el parámetro poblacional es:

$$\hat{\mu}^{JS} = \left(1 - \frac{p-2}{\|\mathbf{X}\|^2}\right) \mathbf{X}$$

y tiene un error cuadrático medio pequeño. Durante los últimos 25 años, numerosos artículos han aparecido en la literatura estadística y econométrica en donde se estudian las aplicaciones y las extensiones del estimador de James-Stein. El estimador de James-Stein es un caso particular de un “estimador de contracción”, ya que el factor $(p-2)/\|\mathbf{X}\|^2$ contrae el estimador de máxima-verosimilitud de \mathbf{X} a una media central (Manton *et. al.*, 1998).

1.1 Aplicación a la pobreza en Costa Rica

En este trabajo se estima la pobreza en las áreas pequeñas de Costa Rica (*cantones*), mediante una variante del estimador de contracción de James-Stein, y de forma alternativa se estima también con un enfoque de regresión.

La pobreza es un fenómeno social complejo, con múltiples dimensiones que resultan difíciles de medir satisfactoriamente.

En los últimos años las mediciones de pobreza se han concentrado en captar empíricamente dos de estas dimensiones: la insuficiencia de ingresos de un hogar para satisfacer determinadas necesidades de consumo, y el grado de satisfacción de un conjunto de necesidades que se definen socialmente como básicas o necesarias.

Estos dos enfoques, respectivamente, han dado lugar a dos procedimientos para la medición de la pobreza: el Método de Línea de pobreza (LP) y el Método de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI) (Feres & Mancero, 2001a y 2001b).

En Costa Rica las estimaciones oficiales de pobreza aplican el procedimiento LP a nivel de grandes agregados geográficos, mediante las llamadas Encuestas de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM), que ejecuta periódicamente el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). El tipo de diseño estadístico de las EHPM no permite realizar estimaciones confiables y actualizadas de la pobreza a nivel de áreas pequeñas, ya que sólo posibilita obtener información representativa para las seis grandes regiones de planificación en que está dividido el país.

Los Censos de Población del país son la única fuente de datos conocida que permite estimaciones a mayores niveles de desagregación, pero como éstos se realizan cada 10 años, aproximadamente, su información se desactualiza con el tiempo, con el problema adicional de que sólo permite la estimación de pobreza por NBI. No obstante, se constató que las dos mediciones de la pobreza con censo y encuesta, están asociadas de forma satisfactoria ($r=0.7$, $p < 0.05$), aunque con pérdida de asociación a través del tiempo. Esto motivó la aplicación que se explica en el siguiente apartado.

2 Métodos y datos

2.1 Notación matemática

Sea $i = \{1, 2, 3, \dots, c\}$ el número de áreas pequeñas en el país, y $t = \{1, 2, 3, \dots, y\}$ el año de la estimación; se supuso que el número de hogares en el área pequeña i en el tiempo t , se define como H_{it} ; y X_{it} como el número de hogares pobres. Entonces:

$$P_{it} = \frac{X_{it}}{H_{it}} \quad (1)$$

es el porcentaje paramétrico de pobreza en el área pequeña i en el tiempo t estimado directamente con \hat{P}_{it} .

P_{i0} es el porcentaje paramétrico inicial de la pobreza en el tiempo $t = 0$.

Sea $\theta_{it} = \log\left(\frac{P_{it}}{1-P_{it}}\right)$ estimada a partir de $\hat{\theta}_{i0} = \log\left(\frac{\hat{P}_{i0}}{1-\hat{P}_{i0}}\right)$ y $\theta_{i0} = \log\left(\frac{P_{i0}}{1-P_{i0}}\right)$ en donde

$$\text{var}(\hat{\theta}_{it}) = \psi_{it} = \frac{1}{n_{it} \cdot \hat{\theta}_{it}(1 - \hat{\theta}_{it})} \quad (2)$$

Si $\theta_{it} \sim N(\theta_{i0}, \sigma^2)$ entonces $\hat{\theta}_{i0}|\theta_{it} \sim N(\theta_{i0}, \psi_{it})$. La distribución marginal de $\hat{\theta}_{it} \sim N(\theta_{i0}, \sigma^2 + \psi_{it})$. La función de máximo-verosimilitud de $\hat{\theta}_{it}$ con variancia compuesta $\sigma^2 + \psi_{it}$ se define como

$$L = \prod_t \prod_i \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{\sigma^2 + \hat{\psi}_{it}}} \exp \left\{ \frac{-1}{2} \frac{(\hat{\theta}_{it} - \theta_{i0})^2}{(\sigma^2 + \hat{\psi}_{it})} \right\} \right\} \quad (3)$$

Para la estimación de σ^2 , la variancia del θ_{it} es necesario ejecutar una rutina numérica que optimice (3), que es equivalente a minimizar la función

$$\sum_t \sum_i \left\{ \log \sqrt{2\pi} + \log(\sigma^2 + \hat{\psi}_{it}) + \frac{(\hat{\theta}_{it} - \theta_{i0})^2}{\sigma^2 + \hat{\psi}_{it}} \right\} \quad (4)$$

con respecto a σ^2 ¹

Una vez obtenido $\hat{\sigma}$, es fácil derivar

$$\begin{aligned} E(\theta_{it}|\hat{\theta}_{it}, \theta_{i0}, \hat{\sigma}^2, \hat{\psi}_{it}) &= \tilde{\theta}_{it} = \left(\frac{\hat{\psi}_{it}}{\hat{\sigma}^2 + \hat{\psi}_{it}} \right) \theta_{i0} + \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}^2 + \hat{\psi}_{it}} \right) \hat{\sigma}_{it} \\ &= \left(\frac{1}{1 + \frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\psi}_{it}}} \right) \theta_{i0} + \left(\frac{1}{1 + \frac{\hat{\psi}_{it}}{\hat{\sigma}^2}} \right) \hat{\theta}_{it} \end{aligned}$$

¹En este trabajo la rutina numérica fue realizada con un programa escrito en R+ (R Development Core Team, 2005), en una Pentium PC de 2.80 GHz. El programa tomó cerca de 3 minutos para realizar iteraciones.

El nivel de precisión se definió en 0.00001.

en donde $\tilde{\theta}_{it}$ es el llamado *estimador de contracción*, ya que si $\hat{\psi}_{it}$ es más grande con respecto a σ^2 , entonces el estimador se contraerá a θ_{io} , de lo contrario se contraerá a $\hat{\theta}_{it}$. La variancia de $\hat{\theta}$ se define como

$$\text{var}(\theta_{it}|\hat{\theta}_{it}, \theta_{io}, \hat{\sigma}^2, \hat{\psi}_{it}) = \hat{\sigma}^2 - \frac{\hat{\sigma}^4}{\hat{\sigma}^2 + \hat{\psi}_{it}} \quad (6)$$

Realizando la transformación inversa del *logit* se tiene que el estimador de pobreza contraído en el área pequeña i en el tiempo t , queda definido como

$$\hat{P}_{it} = \frac{e^{\hat{\theta}_{it}}}{1 + e^{\hat{\theta}_{it}}} \quad (7)$$

Con variancia estimada con el método delta

$$\text{var}(\tilde{P}) = \left(\hat{\sigma}^2 - \frac{\hat{\sigma}^4}{\hat{\sigma}^2 + \hat{\psi}_{it}} \right) \left(\frac{e^{\hat{\theta}_{it}}}{(1 + e^{\hat{\theta}_{it}})^2} \right)^2. \quad (8)$$

Y la estimación por intervalo al 95% de confianza, definido como

$$\tilde{P}_{it} \pm 1.96\sqrt{\text{var}(\tilde{P}_{it})}. \quad (9)$$

Datos y procedimiento general

Se definió como *área pequeña* al cantón de Costa Rica, con la información de la base de datos del Censo Nacional de Población y Vivienda 2000 (INEC, 2006), para obtener el cálculo del θ_{io} inicial. Y se utilizaron las bases de datos de las EHPM de los años 2000–2004, para obtener los respectivos $\hat{\theta}_{it}$.

Por su parte, se realizó una estimación alternativa basada en un modelo de regresión lineal de primer orden del tipo

$$P_{it} = \beta_0 + \beta_1 + P_{io} \quad (10)$$

de tal forma que la estimación de la pobreza en el área pequeña i en el tiempo t , resultó del valor \hat{P}_{it} estimado por el modelo de regresión. Para validar las estimaciones por contracción y regresión, se calculó primero a nivel de regiones y se comparó con la estimación directa que permite la EHPM. Se obtuvo una mejor asociación de las estimaciones de pobreza, a nivel regional, con el método de contracción, por lo que se procedió a aplicarlo a los cantones. Se generaron intervalos de confianza al 95% para las estimaciones cantonales, para compararlas con las estimaciones directas y las obtenidas con el método por regresión. Y finalmente se establecieron ordenamientos (rankings) entre cantones más y menos pobres, y se construyó un mapa de pobreza actualizado para el país al año 2004.

	Estimación directa	Estimada por contracción	Estimada por regresión
Región Central	17,2	17,1	16,5
Chorotega	34,0	33,8	29,0
Pacífico Central	24,8	24,9	25,7
Brunca	40,5	39,8	32,9
Huetar Atlántica	23,5	23,0	30,1
Huetar Norte	26,0	25,4	31,8

Cuadro 1: Estimaciones del porcentaje de hogares pobres según región. Costa Rica, 2004.
Fuente: Barquero & Bonilla, con información base suministrada por el INEC.

3 Resultados

Al comparar los resultados obtenidos por región con los distintos métodos, los de contracción presentaron una mayor consistencia con la estimación directa para la que está diseñada la encuesta (Cuadro 1).

El análisis exploratorio de la información a nivel de región mostró que la correlación entre P_{it} y P_{io} , se va debilitando entre más se aleja del momento censal (2000).

El error cuadrático medio de los estimadores de contracción fueron menores que los estimadores obtenidos por el método alternativo de regresión (Figura 1).

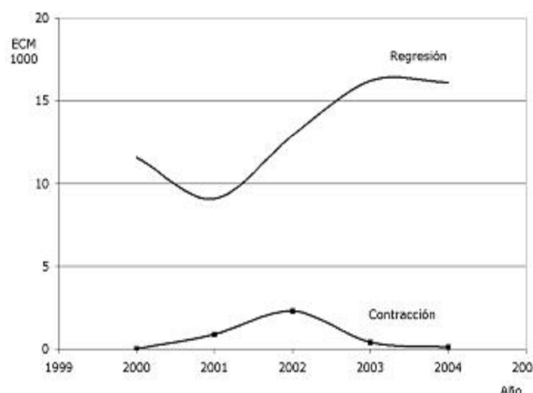


Figura 1: Error cuadrático medio ($\times 1000$) de los dos métodos de estimación, Costa Rica 2004

La pruebas de normalidad de Shapiro-Wilks demostró que el supuesto de normalidad para los $\hat{\theta}_{it}$ se cumple al nivel de significancia del 5%.

Al realizar la estimación para las áreas pequeñas (*cantones*), los estimadores de contracción generan intervalos de confianza al 95% más precisos que los estimadores por el método alternativo de regresión y las estimaciones directas (Larsen, 2003).

El Anexo muestra el resultado de las estimaciones de contracción de la pobreza para las áreas pequeñas (*cantones*) de Costa Rica entre 2000-2004.

La Figura 2 muestra el mapa de pobreza para Costa Rica para el año 2004, que posibilitó el resultado de las estimaciones de contracción para las áreas pequeñas (cantones).

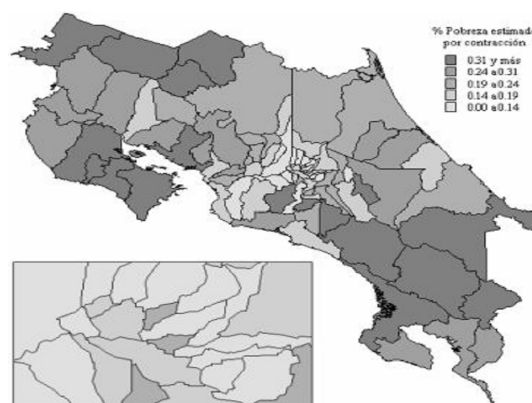


Figura 2: Porcentaje de pobreza estimada con estimadores de contracción, Costa Rica 2004.

En el mapa se observa que las regiones más pobres están ubicadas principalmente en las zonas fronterizas, al norte con Nicaragua y al sur con Panamá, así como en la Península de Nicoya, específicamente la cuenca del Golfo de Nicoya.

En general, los resultados son coincidentes con estudios a nivel regional que muestran que estas zonas acusan un mayor deterioro de servicios básicos como vivienda e infraestructura y un mayor estancamiento en indicadores como el empleo y la generación de ingresos para los hogares (Estado de la Nación, 2005).

El Cuadro 2 muestra un ordenamiento (ranking) de los cantones más pobres y menos pobres de Costa Rica, estimados en este trabajo, para los años 2000 y 2004.

Cantones más pobres			
	2000		2004
Upala, zona norte	64.8	Coto Brus, zona sur	60.8
Coto Brus, zona sur	62.7	Buenos Aires, zona sur	55.1
Los Chiles, zona norte	58.8	Upala, zona norte	53.7
Nandayure, zona noroeste	56.4	Hojancha, zona noroeste	49.9
Guatuso, zona norte	49.9	Nandayure, zona noroeste	49.4
Cantones menos pobres			
	2000		2004
Moravia, norte de la capital	7.1	Moravia, norte de la capital	6.7
Santo Domingo, región central	8.4	Santo Domingo, región central	7.4
Alajuela, región central	9.0	Mtes de Oca, este de la capital	8.9
Mtes de Oca, este de la capital	9.1	San Rafael, región central	9.2
Costa Rica	20.6	Costa Rica	21.7

Cuadro 2: Cantones más y menos pobres según los estimadores de contracción, Costa Rica 2000 y 2004.

Las regiones menos pobres en Costa Rica para el año 2004, obtenidas en este trabajo, están ubicadas hacia el centro del país, en donde se localiza el Gran rea Metropolitana (GAM), zona en la que vive la mayor parte de la población del país y donde se encuentran la ciudad capital de San José y tres de las ciudades más importantes del país. Hacia el este y el noreste de la ciudad de San José se encuentran las regiones menos pobres de Costa Rica.

A nivel de cantones, los resultados muestran desigualdades al interior de las regiones más grandes, en los que están ubicados, así como cambios en el orden de incidencia de la pobreza en el periodo de estudio.

Como cabría esperar, el procedimiento de estimación asignó mayor pobreza a los cantones de las regiones más pobres, pero también estimó que la incidencia de la pobreza en tales cantones es mucho mayor a la que presenta la región en su conjunto.

En algunos cantones la situación de pobreza aumenta o disminuye en el periodo, con una dinámica o dirección distinta a la de sus regiones de pertenencia. Por ejemplo, los cantones de Upala (65%) y Coto Brus (63%), de las regiones Huetar norte y Brunca (al sur del país), respectivamente; presentaban en el 2000 un nivel de pobreza de poco más del doble de sus regiones, situación que no mejoró sustancialmente en el 2004 cuando su nivel alcanzó 61% y 54%, respectivamente, en tanto la pobreza en la Región Huetar Norte aumentó de 28% a 27%, y en la Brunca de 35% a 40%, entre el 2000 y el 2004.

Los resultados muestran que los cantones menos pobres se concentran en las zonas metropolitanas y urbanas de la Región central del país, región con el menor porcentaje de hogares pobres de Costa Rica, pero que entre el 2000 y el 2004 aumentó su nivel de pobreza de 15 a 17 por ciento. Algunos cantones como Moravia, Santo Domingo, Montes de Oca y Alajuela redujeron su nivel de pobreza a valores menores al 9%, ensanchando la brecha social con respecto a las zonas más pobres.

4 Discusión final

Los resultados de este trabajo demuestran que los estimadores de contracción, pueden ser una alternativa para la estimación de distintos indicadores para áreas pequeñas. Los métodos ensayados proveen así de un modelo que permitiría mantener actualizadas las estimaciones de distintos fenómenos sociales, como el caso de la pobreza, a nivel de áreas pequeñas para las que no se cuenta con información directa de las fuentes periódicas de datos existentes en el país.

¿Hasta donde estos resultados son válidos y confiables? Un elemento que podría restar validez a los resultados obtenidos, es el efecto de la variancia en contracciones sucesivas. En el presente trabajo se hizo el supuesto que la variancia de los pseudo-parámetros es mínima en el proceso de contracción. Al momento del Censo es más válido dicho supuesto, pero conforme se alejan en el tiempo las estimaciones en áreas pequeñas, la variabilidad generada por la diferencia entre los métodos de estimación de la pobreza, se va debilitando y se gana por el efecto de acumulación de la variancia en el proceso iterativo. Una pregunta a responder sería: Cómo se afectan las estimaciones en áreas pequeñas el efecto de las variancias acumuladas en el proceso de contracciones sucesivas?

Sin embargo, los resultados obtenidos son consistentes con la literatura encontrada, complementando los resultados de Larsen (2003), lo que permite afirmar que los estimadores (contraídos) en áreas pequeñas, tienen menores errores cuadráticos medios que los estimadores directos y, en el caso del presente trabajo, también que los obtenidos por el método de regresión propuesto.

Los hallazgos de este trabajo contribuyen a presentar evidencia de que las estimaciones para áreas pequeñas sirven para resolver problemas específicos, como es el del cálculo de la pobreza en cantones de Costa Rica, brindando información útil para el apropiado diseño de políticas públicas y programas sociales a niveles geográficos desagregados.

Referencias

- [1] Instituto Nacional de Estadística y Censos (2005) *Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples de Costa Rica, 2000–2004*. San José, Costa Rica.
Disponible también en URL: <http://encuestas.ccp.ucr.ac.cr>.
- [2] Farrell, P.J.; MacGibbon, B.; Tomberlin, T.J. (1997) “Empirical Bayes estimators of small area proportions in multistage designs”, *Statist. Sinica* **7**: 1065–1083.
- [3] Feres, J.C.; Mancero, X. (2001a) “Enfoques para la medición de la pobreza. Breve revisión de la literatura”, *Serie Estudios Estadísticos y Prospectivos* **4**, CEPAL, Santiago de Chile.
- [4] Feres, J. C.; Mancero, X. (2001b) “El método de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) y sus aplicaciones en América Latina”, *Serie Estudios Estadísticos y Prospectivos* **7**, CEPAL, Santiago de Chile.
- [5] Ghosh, M.; Rao, J.N.K. (1994) “Small area estimation: an appraisal”, *Statist. Sci.* **9**: 55–93.
- [6] James, W.; Stein, C.M. (1961) “Estimation with quadratic loss”, in *Proc. 4th Berkeley Symp. Math. Statist. Prob.*, Vol. 1: 311–319.
- [7] Larsen, M.D. (2003) “Estimation of small-area proportions using covariates and survey data”, *Journal of Statistical Planning and Inference* **112**: 89–98.
- [8] Malec, D.; Sedransk, J.; Moriarity, C.L.; Leclerc, F.B. (1997) “Small area inference for binary variables in the National Health Interview Survey”, *J. Amer. Statist. Assoc.* **92**: 815–826.
- [9] Malec, D.; Davis, W.W.; Cao, X. (1999) “Model-based small area estimation of overweight prevalence using sample selection adjustment”, *Statist. Med.* **18**: 3189–3200.
- [10] Manton, J.H.; Krishnamurthy, V.; Vincent Poor, H. (1998) “James-Stein state filtering algorithms”, *IEEE Transactions on Signal Processing* **46**(9).
- [11] Programa Estado de la Nación (2005) *Undécimo Informe del Estado de la Nación en Desarrollo Humano Sostenible*. San José, Costa Rica.
- [12] Rao, J.N.K. (2003) *Small Area Estimation*. Wiley, New York.

5 Anexo

Cuadro 3. Porcentaje de hogares pobres obtenidos según los estimadores de contracción por cantón, Costa Rica 2000–2004.

Cantón/ Prov.	2000	2001	2002	2003	2004	Cantón/ Prov.	2000	2001	2002	2003	2004
SAN JOSE						HEREDIA					
San José	17.1	16.9	17.1	16.1	18.8	Heredia	11.9	13.7	14.5	13.9	15.1
Escazú	17.6	16.8	16.6	15.8	14.8	Barva	16.2	15.2	13.9	13.0	12.8
Desamparados	15.1	16.1	11.9	11.3	15.2	Santo Domingo	8.4	8.1	7.5	7.2	7.4
Puriscal	16.4	17.8	18.2	18.1	18.9	Santa Bárbara	11.2	10.8	10.3	9.8	9.6
Tarrazú	25.5	24.9	23.9	23.1	23.7	San Rafael	11.1	11.3	10.3	9.3	9.2
Aserrí	14.2	13.9	16.4	14.6	13.3	San Isidro	10.4	11.5	11.1	11.5	10.8
Mora	11.2	11.1	11.2	11.2	11.0	Belén	9.9	9.7	9.7	10.1	10.1
Goicoechea	9.5	10.5	11.6	10.8	11.2	Flores	15.4	16.8	17.3	16.2	16.5
Santa Ana	9.9	10.1	10.7	11.2	13.8	San Pablo	21.5	20.3	20.8	19.8	19.6
Alajuelita	29.5	27.7	28.2	26.3	23.6	Sarapiquí	35.0	32.0	25.2	23.9	23.2
Coronado	17.4	15.6	14.0	16.2	18.3	GUANACASTE					
Acosta	32.4	33.4	32.4	31.2	31.1	Liberia	23.9	23.8	21.9	21.6	24.3
Tibás	21.5	21.3	22.1	21.5	22.6	Nicoya	47.3	44.0	48.1	44.6	43.9
Moravia	7.1	6.6	6.4	6.7	6.7	Santa Cruz	33.4	30.3	26.0	29.1	26.1
Montes de Oca	9.1	9.1	9.2	8.8	8.9	Bagaces	28.6	27.4	27.2	27.3	28.8
Dota	28.5	28.6	31.8	30.5	32.7	Carrillo	28.6	25.7	23.8	22.2	23.9
Curridabat	10.8	11.8	12.5	11.1	11.0	Cañas	17.9	18.2	16.5	16.1	15.8
Pérez Zeledón	36.7	34.9	33.2	33.9	40.9	Abangares	29.6	31.0	28.0	23.5	26.1
León Cortés	41.8	43.6	44.1	42.8	44.4	Tilarán	23.6	22.2	20.6	20.9	21.2
ALAJUELA						Nandayure	56.4	52.3	50.9	50.3	49.4
Alajuela	9.0	8.0	10.3	8.9	10.9	La Cruz	40.7	41.6	43.9	41.1	41.9
San Ramón	35.9	33.1	34.7	32.8	30.0	Hojancha	41.5	41.8	46.8	48.2	49.9
Grecia	15.6	16.5	15.5	14.0	15.2	PUNTARENAS					
San Mateo	27.1	26.9	27.0	27.9	28.9	Puntarenas	30.4	34.1	32.4	31.3	31.5
Atenas	15.3	14.8	16.2	16.2	14.7	Esparza	23.3	24.7	21.1	19.4	17.7
Naranjo	19.5	19.0	21.6	21.7	20.1	Buenos Aires	44.0	44.4	50.2	51.8	55.1
Palmares	20.8	19.7	22.6	20.9	19.1	Montes de Oro	31.6	29.3	31.8	30.0	25.2
Poás	12.7	12.9	12.7	12.2	12.6	Osa	31.1	36.0	40.2	36.7	36.5
Orotina	23.7	25.5	20.8	20.2	21.5	Aguirre	15.3	16.7	17.0	16.8	17.2
San Carlos	22.1	20.9	20.7	18.3	21.0	Golfoito	29.9	28.4	29.2	26.7	28.0
Alfaro Ruíz	23.1	23.1	21.1	20.0	21.5	Coto Brus	62.7	61.9	58.3	59.1	60.8
Valverde Vega	26.3	25.2	22.3	21.8	20.8	Parrita	27.2	26.0	26.0	26.2	27.0
Upala	64.8	62.2	61.6	55.6	53.7	Corredores	24.8	24.9	28.9	28.0	30.5
Los Chiles	58.8	54.9	46.1	47.3	46.6	Garabito	17.0	16.9	16.3	15.4	14.5
Guatuso	49.9	48.8	50.8	46.8	46.8	LIMON					
CARTAGO						Limón	22.1	22.5	18.7	19.3	19.8
Cartago	20.5	22.5	21.8	23.2	23.7	Pococí	22.4	23.1	22.1	18.5	19.2
Paraíso	21.2	19.5	17.0	16.5	15.8	Siquirres	26.5	24.2	28.1	25.5	28.7
La Unión	12.3	11.5	9.9	9.5	9.9	Talamanca	38.2	39.4	37.1	34.6	35.4
Jiménez	44.2	41.9	37.7	35.9	39.3	Matina	15.1	16.1	21.2	19.2	18.0
Turrialba	35.4	32.5	33.8	30.6	29.6	Guácimo	21.8	22.5	25.3	23.3	28.1
Oreamuno	18.2	17.3	16.0	18.7	20.0						
El Guarco	22.4	20.9	21.1	20.0	20.1						

Fuente: Barquero & Bonilla, con información de base suministrada por el INEC.